

定番オープンソース・ライブラリ Anomalib

ご購入はこちら

古賀 直樹

表1 Anomalib (v2.1.0) の静止画像向け異常検知手法

DFMには2つのモードがある。また、軽微なバグがあるため一部Anomalibのソースコードを修正して学習・推論を実行している。学習時間や推論時間は著者調べ

名 称	カテゴリ	異常スコア	異常マップ	モデル学習	学習時間 [s]	推論時間 [ms/サンプル]	モデル・サイズ [バイト]
CFA	その他	○	○	あり	439 (約7分)	46	184M
CFLOW-AD	正規化フロー系	○	○	あり	3421 (約57分)	130.5	1.48G
CS-Flow	正規化フロー系	○	○	あり	2248 (約37分)	123.8	3.19G
DFKDE	確率分布モデリング系	○	—	なし	6	41.5	43.7M
DFM	確率分布モデリング系	○	—	なし	7	43	43.4M
	再構成誤差系	○	○	なし	6	41.6	43.5M
Dinomaly	再構成誤差系	○	○	あり	903 (約15分)	62.9	1.23G
DRAEM	再構成誤差系	○	○	あり	1508 (約25分)	46.6	1.08G
DSR	再構成誤差系	○	○	あり	718 (約12分)	43	430M
EfficientAD	再構成誤差系 + 模倣誤差系	○	○	あり	859 (約14分)	38.8	71.7M
FastFlow	正規化フロー系	○	○	あり	348 (約6分)	47.4	56.2M
FRE	再構成誤差系	○	○	あり	340 (約6分)	43.8	198M
GANomaly	再構成誤差系の拡張	○	—	あり	1428 (約24分)	49.1	2.1G
PaDiM	確率分布モデリング系	○	○	なし	8	40.4	168M
PatchCore	近傍探索系	○	○	なし	59	55.9	220M
Reverse Distillation	模倣誤差系	○	○	あり	536 (約9分)	61.2	765M
STFPM	模倣誤差系	○	○	あり	330 (約6分)	42	31.9M
SuperSimpleNet	その他	○	○	あり	488 (約8分)	54.3	196M
U-Flow	正規化フロー系	○	○	あり	2036 (約34分)	167.2	1.66G
UniNet	模倣誤差系	○	○	あり	1032 (約17分)	70.8	1.46G

外観検査の現場では、正常データだけを使って（または少量の異常データと合わせて）異常検知モデルを構築する手法が注目されています。現場では異常データのサンプルを確保するのが難しく、アノテーションの手間もかかるため、実情にマッチした手法と言えます。

● Anomalib が異常検知によく使われている理由

画像による異常検知の研究、試作においては、オープンソース・ライブラリ Anomalib⁽¹⁾ が広く活用されています。Anomalib は次の特徴があります。

- 多種多様な最新の異常検知手法が提供されている
- 学習・評価のインターフェースが統一されており、手法を切り替えながら気軽に試すことができる

- PyTorch で実装されており、ONNX や OpenVINO などエクスポートも充実しているのでシステムへの導入がしやすい
- 商用利用が可能 (Apache License 2.0)

多くの異常検知手法が提供されており非常に便利ですが、それぞれ特徴があり課題や業務の運用ポリシーにより得意不得意があります。本章では異常検知手法の概要を説明し、その特徴をとらえた上で Anomalib を有効に活用する方法を紹介します。

Anomalib の異常検知手法一覧

Anomalib には表1の異常検知手法が用意されています。今回は執筆時点での最新安定版である v2.1.0 を